Journal of Water and Soil
https://jsw.um.ac.ir

Research Article
Vol. 36, No. 2, May-June 2022, p. 283-300

Investigating the Efficiency of Visible-Near Infra-Red (NIR) Spectrometry to Estimate Selected Soil Properties in Semirom Area, Isfahan

F. Rahmati[1], S. Hojati[2]*, K. Rngzan[3], A Landi[4]

Received: 10-04-2022 Revised: 25-04-2022 Accepted: 25-05-2022 Available Online: 21-07-2022	**How to cite this article:** Rahmati F., Hojati S., Rangzan K., and Landi A. 2022. Investigating the Efficiency of Visible-Near Infra-Red (NIR) Spectrometry to Estimate Selected Soil Properties in Semirom Area, Isfahan. Journal of Water and Soil 36(2): 283-300. (In Persian with English abstract) **DOI:** 10.22067/JSW.2022.75858.1150

Introduction

Estimating soil properties on large scales using experimental methods requires specialized equipments and can be extremely time-consuming and expensive, especially when dealing with a high spatial sampling density. Soil Visible and Near-InfraRed (V-NIR) reflectance spectroscopy has proven to be a fast, cost-effective, non-destructive, environmental-friendly, repeatable, and reproducible analytical technique. V-NIR reflectance spectroscopy has been used for more than 30 years to predict an extensive variety of soil properties like organic and inorganic carbon, nitrogen, organic carbon, moisture, texture and salinity. The objectives of this study were to estimate soil properties (carbonate calcium equivalent (CCE), electrical conductivity (EC), pH, and organic carbon (OC)) using visible near-infrared and short-wave Infrared (SWIR) reflectance spectroscopy (350-2500 nm). In this study, the best predictions of all the soil properties, model and pre-processing technique were also determined. The Partial Least Squares Regression (PLSR), Artificial Neural Network (ANN), Support Vector Machine Regression (SVMR) and Principal Component Regression (PCR) models were also compared to estimate soil properties.

Materials and Methods

A total number of 200 surface soil samples (0-10 cm) were collected from the Semirom region (51º 17' - 52º 3' E; 30º 42' - 31º 51' N), Isfahan, Iran. The samples were air dried and passed through a 2 mm sieve, and using standard procedures soil properties were determined in the laboratory. Accordingly, soil pH and the EC contents of soil samples were determined in saturated pastes and extracts, respectively. The CCE content of the soils were measured using back titration, and the OC contents of the samples were measured using Walkley-Black method. The Reflectance spectra of all samples were measured using an ASD field spectrometer. The selection of the best model was done according to the value of the Ratio of Performance to Deviation (RPD), the coefficient of determination (R^2), and the Root Mean Square Eerror (RMSE).

Results and Discussion

Once the models were constructed using PLSR, ANN, SVMR and PCR approaches, descriptive analysis was carried out for each property, for the data measured in the laboratory. The parameters calculated for the properties were mean, coefficient of variation (CV), minimum and maximum, standard deviation and range. Coefficient of variation for the organic carbon, CCE, pH, and EC values were 21.7, 12.4, 1.34, and 28.74, respectively. Wilding (1985) proposed low, medium, and high variability for the CV values less than 15%, 15-35%, and greater than 35%, respectively. Accordingly, the organic carbon and EC of soils could be classified in the group with moderate variability. However, the calcium carbonate equivalent and pH are in the group with

1, 2 and 4- Ph.D. Student, Associate Professor and Professor, Department of Soil Science, Faculty of Agriculture, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran, respectively.
(*- Corresponding Author Email: s.hojati@scu.ac.ir)
3- Professor, Department of Remote Sensing and GIS, Faculty of Earth Science, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

low variability. Since spectral data preprocessing has an effective role on improving the calibration, in order to perform spectral preprocessing, two first nodes at the first (350-400 nm) and the end (2450-2500 nm) of each spectrum were removed. In addition, two interruptions were eliminated, due to the change in the detector in the range of 900 to 1700 nm. Different preprocessing methods i.e., Standard Normal Variable (SNV) and First (FD) and Second Derivatives (SD) and Savitzky-Golay preprocessing techniques were performed on spectral data. Then, using PLSR, the cross-validation method was used to evaluate soil properties calibration and validation. According to Stenberg (2002), for agricultural applications, The values of RPD greater than 2 indicate that the models provide precise predictions, the values of RPD between 1.5 and 2 are considered to be reasonably representative, and the values of RPD less than 1.5 indicate poor predictive performance. The results indicated the desirable capability of the PLSR method in estimating the EC (RPD > 2, $R^2 = 0.94$), CCE (RPD > 2, $R^2 = 0.88$), and OC (RPD > 2, $R^2 = 0.89$). The best results of the pH (RPD > 2, $R^2 = 0.79$) were estimated by the SVMR method. In this study the best methods of preprocessing techniques were First (FD) and Second Derivatives (SD) and Savitzky-Golay filter.

Conclusion

In general, based on the results of this study, VNIR spectroscopy was successful in estimating soil properties and showed its potential for substituting laboratory analyses. Moreover, spectroscopy could be considered as a simple, fast, and low-cost method in predicting soil properties. The PLSR model with First and Second derivatives and Savitzky-Golay pre-processing techniques seems to be more robust algorithm for estimating EC, OC, and CCE. The best results of the pH were estimated by the SVMR method with First and Second derivatives and Savitzky-Golay pre-processing techniques.

Keywords: Artificial Neural Network (ANN), Partial Least Squares Regression (PLSR), Principal Component Regression (PCR), Spectroscopy, Support Vector Machine Regression (SVMR)

نشریه آب و خاک
https://jsw.um.ac.ir

مقاله پژوهشی
جلد ۳۶، شماره ۲، خرداد-تیر ۱۴۰۱، ص ۳۰۰-۲۸۳

بررسی کارایی روش طیف‌سنجی مرئی-مادون قرمز نزدیک در تخمین برخی ویژگی‌های خاک منطقه‌ی سمیرم اصفهان

فاطمه رحمتی[1]- سعید حجتی[2]*- کاظم رنگزن[3]- احمد لندی[4]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۱/۲۱
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۳/۰۴

چکیده

اندازه‌گیری ویژگی‌های خاک در یک مقیاس وسیع به دلیل حجم بالای نمونه‌برداری و تجزیه‌های آزمایشگاهی، زمان‌بر و گران است. بنابراین استفاده از روش‌های ساده، سریع، ارزان و پیشرفته مانند طیف‌سنجی خاک می‌تواند مفید باشد. این مطالعه با هدف بررسی کارایی روش طیف‌سنجی در پیش‌بینی برخی از ویژگی‌های خاک در منطقه سمیرم استان اصفهان انجام شد. به این منظور تعداد۲۰۰ نمونه خاک سطحی (۱۰ سانتی‌متری) جمع‌آوری گردید. مقادیر کربن آلی، pH، EC وکربنات کلسیم معادل در آزمایشگاه اندازه‌گیری شدند. همچنین، طیف‌سنجی نمونه‌های خاک با استفاده از دستگاه طیف‌سنج زمینی FieldSpec3 درمحدوده طول موج ۳۵۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر انجام گرفت. سپس روش‌های پیش‌پردازش مشتق اول و مشتق دوم با فیلتر ساویتزکی گلای و متغیر نرمال استاندارد بر روی طیف‌ها انجام شدند. برای برقراری ارتباط بین ویژگی‌های خاک با ویژگی‌های طیفی آن از مدل‌های حداقل مربعات جزئی (PLSR)، رگرسیون مؤلفه اصلی (PCR)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و رگرسیون ماشین بردار پشتیبان (SVMR) استفاده گردید. بهترین مدل در برآورد هدایت الکتریکی خاک، کربنات کلسیم و کربن آلی مدل PLSR و برای واکنش خاک مدل SVMR و بهترین روش‌های پیش‌پردازش، روش‌های مشتق‌گیری بودند که ضرایب تبیین آن‌ها به ترتیب ۰/۹۴، ۰/۸۸، ۰/۹ و ۰/۷۹ بودند و تمام برآوردها، کمترین RMSE را نسبت به روش‌های دیگر و RPD> ۲ داشتند. به طور کلی نتایج این مطالعه بر قابلیت روش طیف‌سنجی مرئی مادون قرمز نزدیک در برآورد مکانی چندین ویژگی خاک به صورت همزمان، دلالت دارد. بنابراین، این روش می‌تواند به عنوان روشی جایگزین برای روش‌های مرسوم آزمایشگاهی در تعیین ویژگی‌های خاک مورد استفاده قرار گیرد.

واژه‌های کلیدی: رگرسیون حداقل مربعات جزئی (PLSR)، رگرسیون ماشین بردار پشتیبان (SVMR)، رگرسیون مؤلفه اصلی (PCR)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، طیف‌سنجی

مقدمه

امروزه نیاز جهانی به جمع‌آوری اطلاعات مکانی خاک به منظور پایش محیط زیست، مدل‌سازی و مدیریت مکانی خاک وجود دارد.

۱، ۲ و ۴- به‌ترتیب دانشجوی دکتری، دانشیار و استاد، گروه علوم خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران
(*- نویسنده مسئول: Email: s.hojati@scu.ac.ir)
۳- استاد، گروه سنجش از دور و GIS، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

DOI: 10.22067/JSW.2022.75858.1150

جمع‌آوری اطلاعات مکانی خاک از سطح وسیع، نیازمند شیوه‌های جدیدی است که به صورت ساده، ارزان و در حداقل زمان ممکن بتواند اطلاعات چندین خصوصیت خاک را ثبت نماید. یکی از این روش‌ها، روش طیف‌سنجی می‌باشد (Summers *et al*., 2011). به تهیه منحنی بازتاب پدیده یا پدیده‌های مورد نظر در محدوده‌ای از طول موج‌های مشخص طیف‌سنجی گویند. برای این اندازه‌گیری از اسپکترورادیومترها[5] استفاده می‌شود. در طیف‌سنجی، انرژی الکترومغناطیسی گسیل شده از یک منبع نور به پدیده برخورد نموده

5- Spectroradiometer

بخشی از آن منعکس، قسمتی جذب و بخش دیگر عبور داده می‌شود. میزان جذب، انعکاس و عبور انرژی از جسم به ماهیت و خصوصیات فیزیکی و شیمیایی آن بستگی دارد. بنابراین، بـه لحـاظ ویژگـی‌هـای ترکیب مولکولی و ساختار منحصر به فرد، پدیده مورد نظر رفتار طیفی منحصربه فردی را ایجاد می‌کند. به همین دلیل، به رفتار این ناحیه از طیف الکترومغناطیس اثر انگشـت طیفـی[1] نیـز مـی‌گوینـد (Clark, 1999).

استفاده از طیف‌های خاک، قابلیت فراوانی در زمینه تجزیه خـاک دارد. در مورد ویژگی‌های طیف‌های خاک، به طور کلی رطوبت، بافت، ساختمان، مقدار کربن آلی، نوع و فراوانی کانی‌های رسی، کربنات‌هـا، گروه‌های هیدروکسیل آب خاک، ترکیبات آلـی و اکسـیدهای آهـن و آلومینیوم، از مهم‌ترین ویژگی‌های خـاک هسـتند کـه مقـدار بازتـاب طیفی را تحـت تـأثیر قـرار مـی‌دهنـد (Stenberg *et al.*, 2002). از مزایای استفاده از روش‌های طیف‌سنجی برای تخمـین ویژگـی‌هـای خاک، سرعت آن‌ها است. به این دلیل که آماده‌سازی نمونه‌های خاک مانند روش‌های آزمایشگاهی معمولی سخت نیست. اگرچـه خشـک و الک کردن در برخی از موارد برای از بین بردن تأثیر رطوبـت خـاک و اندازه ذرات در طیف بازتابی خاک لازم است. آماده‌سازی نمونـه فقـط شامل هوا خشک کردن و نرم کردن نمونه خـاک مـی‌باشـد. عـلاوه براین، در مقایسه با روش‌های آزمایشـگاهی کـه ممکـن اسـت چنـد ساعت طول بکشد، اسکنی کامل از یک نمونه خاک ارایه می‌شود کـه ممکن است کمتر از چندثانیه طول بکشد. همچـنین، تعـداد زیـادی از ویژگی‌های خاک فقط با یک بار اسکن کردن قابل تشخیص هسـتند. به طوری که از طیف مادون قرمز نزدیک، ۳۰ تا ۵۰ اسکن در کمتر از یک دقیقه به دست می‌آیند و پیش‌بینـی همزمـان خـواص فیزیکـی، شیمیایی وکانی‌شناسی خاک چنـد ثانیـه بیشـتر طـول نمـی‌کشـد. از مزیت‌های دیگر این روش، عدم استفاده از مواد شیمیایی و غیرمخرب بودن آن است. بنابراین، این روش اجازه حفظ یکپارچگی پایه سیستم خاک را می‌دهد و نمونه خاک دچار تغییر و تحول نمی‌شـود. دسـتگاه طیف‌سنج زمینی قابل حمل است و قابلیت اجرا در آزمایشگاه و مزرعه را دارد. از سوی دیگر، ویژگی‌های خاک در یک نمونه می‌تواند چندین بار اندازه گرفتـه شـود و از طیـف بازتـابی نمونـه مشـابه، بـه راحتـی تکرارهای متعددی به دست می‌آید. به همین دلیل، روش طیف‌سنجی امکان استفاده از روش‌های آماری چند منظوره برای تجزیه و تحلیـل واریانس و تعیین دقت و صحت روش را به وجود می‌آورد. ایـن روش نسبت به روش‌های آزمایشگاهی، هزینه کم‌تری دارد و هزینـه متغیـر هر نمونه، که شامل اسـتهلاک اسـپکترومترها و متعلقـات و تعمیـر و نگهداری روزمره آن‌ها است، با افزایش تعداد نمونـه‌هـای خـاکی کـه اسکن می‌شوند، به طور مؤثری کاهش می‌یابد. همچنین، هزینه ثابت برای تجزیه و تحلیل‌های نمونه در روش طیف‌سنجی خیلـی کمتـر از روش‌های آزمایشگاهی متداول است (Guerrero *et al.*, 2010).

در سال‌های اخیر، بسیاری از پژوهشگران از بازتاب طیفـی خـاک به عنوان گزینه‌ای بهینه برای تجزیه و تحلیـل رفتـار کمـی خـاک و همچنین برآورد ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک استفاده کرده‌اند و به این نتیجه رسیدند که این روش دارای دقت قابل قبولی می‌باشـد (Knadel *et al.*, 2013; Rasooli *et al.*,Janik *et al.*, 2009 ; 2018). نـاوار و همکـاران (Nawar *et al.*, 2016) از روش‌هـای مختلف واسنجی در محدوده طول موج مرئـی–مـادون قرمـز نزدیـک برای تخمین مقدار رس و کربن آلـی خـاک اسـتفاده کردنـد و مقـدار ضریب تبیین را برای کربن آلی و رس به ترتیب ۰/۸۵ و ۰/۹ به دست آوردند. هانگ و همکاران (Hong *et al.*, 2018) بـا اسـتفاده از روش طیف‌سنجی مرئی–مادون قرمز نزدیک کربن آلی ۲۷۵ نمونه خـاک را از استان هوبی چین اندازه‌گیری نمودند و مقدار ضریب تبیین را ۰/۸۳ به دست آوردنـد. خیـامیم و همکـاران (Khayamim *et al.*, 2015) این روش را برای تخمین مقدار ماده آلی، کربنات‌ها و درصد گچ ۲۴۸ نمونه مرکب خاک سطحی از کل اسـتان اصـفهان اسـتفاده کردنـد و مقادیر ضرایب تبیین را برای ماده آلی، کربنـات‌هـا و گـچ بـه ترتیـب ۰/۶۱، ۰/۴۵ و ۰/۸ به دست آوردند.

با توجه به ماهیت تجربی توابع رگرسـیونی طیفـی و تغییرپـذیری مکانی و زمانی ویژگی‌های خاک در مناطق مختلـف، ضـروری اسـت این توابع برای سایر مناطق و خاک‌های متنـوع‌تـر اسـتخراج و مـورد ارزیابی قرار گیرد. از این رو این پژوهش با هدف امکان‌سنجی استفاده از روش طیف‌سنجی در تخمین برخـی ویژگـی‌هـای خـاک سـطحی (واکنش خاک، شوری، کربنات کلسیم معـادل، و میـزان کـربن آلـی خاک) در شهرستان سمیرم اسـتان اصـفهان صـورت گرفـت. در ایـن پژوهش در تخمین ویژگی‌های خاک به روش طیف‌سنجی عـلاوه بـر استفاده از دو مدل رایج حداقل مربعـات جزئـی (PLSR)، رگرسـیون مؤلفه اصـلی (PCR) کـه روابـط خطـی بـین ویژگـی‌هـای خـاک و اطلاعات طیفی را مدل‌سازی می‌کنند، از دو مـدل رگرسـیون ماشـین بردار پشتیبان (SVMR) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) کـه قـادر به مدل‌سازی روابط غیر خطی بـین ویژگـی‌هـای خـاک و اطلاعـات طیفی هستند نیز استفاده شد و کـارایی ایـن چهـار مـدل بـا یکـدیگر مقایسه گردید. همچنین اثر نوع روش پیش پردازش مورد اسـتفاده در آنالیز طیف‌های به دست آمده نیز مورد بررسی قرار گرفت.

1- Finger printing

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه، شهرستان سمیرم در استان اصفهان می‌باشد (شکل ۱). این شهرستان با مساحت ۵۲۲۴ کیلومتر مربع در جنوب غربی استان اصفهان قرار گرفته است و بین طول جغرافیایی ´۱۷ °۵۱ تا´۳ °۵۲ شرقی وعرض جغرافیایی ´۴۲ °۳۰ تا ´۵۱ °۳۱ شمالی واقع شده است. در این منطقه تشکیلات دوره دوم زمین‌شناسی تا عهد حاضر مشاهده می‌شود.از نظر چینه‌شناسی، سنگ های مربوط به دوره های مختلف در کل منطقه قابل مشاهده است. نهشته‌های کواترنری شامل تراس‌های جدید و قدیم رودخانه‌های فصلی و دائمی است که عمدتاً اراضی زراعی را شامل می‌باشد.

برآوردها حاکی از آن است که در مجموع ۳۷/۶ درصد کل اراضی منطقه را اراضی مواج یا همان فلات‌ها یا دشت‌های بریده می‌پوشانند. خاک‌های منطقه اغلب متعلق به رده‌های انتی‌سولز، آلفی‌سولز و اینسپتی‌سولز می‌باشند. اطلاعات حاصل از مطالعه‌ی نقشه ژئومرفولوژی منطقه نشان می‌دهد که سنگ‌های کربناته با منشأ کارستی بیشتر در مناطق مرکزی و جنوبی شهرستان سمیرم پراکنده شده‌اند. این سنگ‌ها در منطقه مرکزی، با واحدهای اراضی کوه و تپه توأم می‌باشند. در حالی که درمنطقه جنوبی این سازند با اراضی مسطح و کم ارتفاع توأم شده است.

آب و هوای این شهرستان بر اساس تقسیم‌بندی کوپن جزء مناطق معتدل سرد با تابستان‌های گرم و خشک و در ارتفاعات جنوبی جزء مناطق معتدل سرد با تابستان‌های خنک وخشک می‌باشد. بیش از ۹۶ درصد سطح شهرستان دارای میانگین دمای سالیانه‌ی ۷/۵ تا ۱۲/۵ درجه است. بارندگی سالانه منطقه نیز از ۳۵۰ تا ۴۵۰ میلی‌متر در مناطق مختلف متغیر است (Jalalian, 1997).

نمونه‌برداری و آنالیزهای آزمایشگاهی

به منظور انجام این پژوهش تعداد ۲۰۰ نمونه از لایه سطحی خاک (۱۰سانتیمتر فوقانی) با فواصل ۵ کیلومتر در ۵ کیلومتر به روش نمونه‌برداری تصادفی (Minasny and McBratney, 2006) برداشت شد و موقعیت هریک از نمونه‌ها با استفاده از دستگاه موقعیت‌یاب جهانی(GPS[1]) ثبت گردید. پس از هوا خشک نمودن نمونه‌های برداشت شده و عبور آن‌ها از الک دو میلی‌متری، تجزیه‌های آزمایشگاهی لازم بر روی آن‌ها انجام گرفت. برای این منظور، واکنش خاک در خمیر اشباع و قابلیت هدایت الکتریکی عصاره اشباع خاک با استفاده از دستگاه pHمتر و دستگاه هدایت‌سنج (Richards, 1954)، بافت خاک به روش هیدرومتری (Bouyoucos, 1951)، کربنات کلسیم معادل به روش تیتراسیون برگشتی (Lanyon and Heald, 1982) و محتوای کربن آلی نمونه‌ها با روش والکلی-بلک (Walkley and Black, 1934) اندازه‌گیری شد.

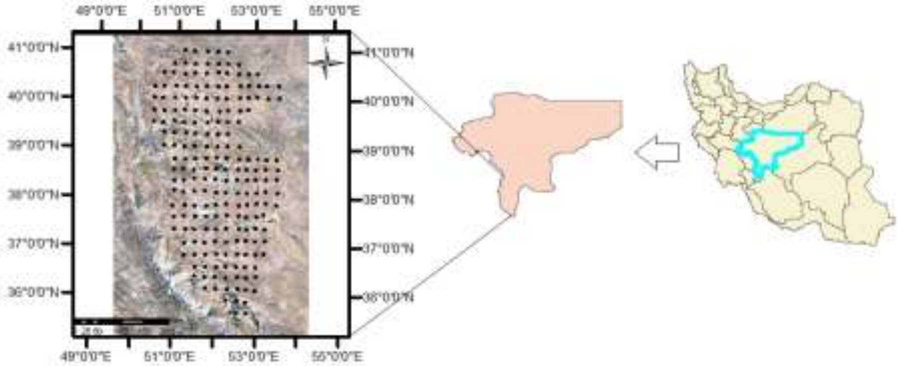
1- Global Positioning System

طیف‌سنجی

در این مطالعه، تهیه طیف‌ها در آزمایشگاه با استفاده از دستگاه طیف‌سنج ASD به نام FieldSpec 3 با روش پروب تماسی[2] در اتاق تاریک با شرایط استاندارد انجام شد (شکل ۲). این دستگاه نوری به طور اختصاصی برای استفاده در سنجش از دور میدانی و آزمایشگاهی مورد استفاده قرار می‌گیرد که منحنی طیفی را در ناحیه‌ی مرئی-مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز کوتاه اندازه‌گیری می‌کند.

لازم به توضیح است که بازتاب مطلق نمونه‌ها در دامنه ۳۵۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر و با درجه وضوح یک نانومتر ثبت می‌شود که در مجموع، تعداد بی‌شماری نقطه در هر طیف به دست می‌آید. زمان جمع‌آوری داده‌ها در این دستگاه برای هرطیف ۰/۱ ثانیه است (Janik *et al*., 2009). طیف‌ها با استفاده از نرم‌افزار ViewSpecPro 6.2.0 به صورت فایل متنی در آمد و وارد نرم‌افزار Unscrambler X 10.4 گردید. سپس، به منظور به حداقل رساندن تأثیرات عوامل ناخواسته مانند زبری سطح خاک، بقایای آلی درشت، آلودگی پروب، تغییر فاصله سنسور و خاک و تأثیرات پرتوافکنی جوی از روش‌های پیش پردازش استفاده شد. نتایج پژوهش‌های مختلف در تخمین ویژگی‌های طیف‌سنجی نشان می‌دهد که روش‌های مختلف پیش-پردازش تأثیر قابل توجهی بر روی مدل رگرسیونی دارند (; Gras *et al*., 2014; Nawar *et al*., 2016Kuśnierek, 2011). بنابراین در این پژوهش دو بخش دارای نویز در ابتدا و انتهای طیف‌ها در محدوده‌ی طول موجی بین ۳۵۰ تا ۴۵۰ نانومتر و ۲۴۵۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر، و همچنین دو طول موج در محدوده ۹۰۰ تا ۱۷۰۰ نانومتر به دلیل وقفه حاصل از تغییر آشکارساز حذف گردید و آن‌گاه روش‌های پیش‌پردازش شامل متغیر نرمال استاندارد[3]، مشتق اول[4] و مشتق دوم[5] به همراه فیلتر ساویتزکی گلای بر روی داده‌های طیفی برازش یافت.

2- Contact Probe
3- Standard Normal Variabl
4- First Derivative of reflectance
5- Second Derivative of reflectance



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی نقاط نمونه‌برداری در منطقه مورد مطالعه

Figure 1- Location of study area and the selected site

بررسی‌های انجام شده حاکی از آن است که در میان روش‌های پیش‌پردازش، روش مشتق‌گیری باعث تقویت و بارزسازی پدیده‌های جذبی بسیار ضعیف می‌شود. با این حال، کاربرد روش‌های مشتق‌گیری مانند مشتق دوم باعث تقویت نویزها نیز می‌شوند، از این رو باید از این روش‌ها به همراه روش‌های هموارسازی استفاده شود. یکی از بهترین روش‌های هموارسازی، روش ساویتزکی گلای[1] می‌باشد که نویزهای تیز طیف‌ها را بدون از بین بردن اطلاعات طیفی آن‌ها برطرف می‌کند. در این روش، الگوریتم ساویتزکی گلای یک چند جمله‌ای را بر هر بخش متوالی طیف (همسایگی)، برازش می‌کند و مقادیر اصلی طیف را با مقدارهای برازش شده جایگزین می‌کند. تعداد نقطه‌های همسایگی و درجه چندجمله‌ای باید طوری انتخاب شوند که نسبت سیگنال به نویز را به‌گونه‌ای افزایش دهد که اطلاعات طیفی پیک‌ها هم حفظ شوند (Savitzky and Golay, 1964). در این پژوهش، از چند جمله‌ای‌های درجه ۲ و تعداد نقاط همسایگی ۱۵ استفاده شد. از دیگر روش‌های پیش‌پردازش طیفی، استفاده از متغیر نرمال استاندارد است که با به کاربردن تبدیلات خطی بر روی هر طیف، سبب حذف خطاهای چندگانه ناشی از پراکنش و نیز اندازه ذرات خاک و ناهمواری‌های سطحی می‌شود.

برای برقراری ارتباط بین ویژگی‌های خاک با ویژگی‌های طیفی آن از مدل‌های رگرسیون حداقل مربعات جزئی[2] (PLSR) شبکه عصبی مصنوعی (ANN)[3]، رگرسیون ماشین بردار پشتیبان (SVMR)[4] و رگرسیون مؤلفه اصلی[5] (PCR) استفاده شد. مدل PLSR از طریق یک رابطه خطی چندمتغیره، ارتباطی بین دو ماتریس x و y ایجاد می‌کند و ترکیبی از رگرسیون خطی چندگانه[6] (MLR) و تجزیه به مؤلفه‌های اصلی[7] (PCA) است. در مدل PCR مؤلفه‌های اصلی، تنها با مقادیر متغیرهای X تعیین می‌شود (Wold *et al*., 2001). روش ماشین بردار پشتیبان یک روش یادگیری با نظارت و غیر پارامتریک است و می تواند بر مشکلات روش های دیگر که از گرایش بالقوه آن‌ها به بیش‌برازش اطلاعات باز می‌گردد غلبه کند. این مدل بر مبنای تئوری مفاهیم آماری[8] استوار است و برای برآوردهای رگرسیونی غیرخطی کاربرد دارد. جواب کلی را با به حداقل رساندن خطای تعیین می‌کند (Vapnik and Vapnik, 1998). شبکه‌های هوش مصنوعی شبکه‌ای متشکل از تعدادی نرون می‌باشد که در داخل شبکه به هم متصل هستند. تفاوت اصلی شبکه‌های عصبی مصنوعی با سایر روش‌های متداول این است که دراین روش نیازی به استفاده از رابطه جبری قابل کشف بین متغیرهای اولیه و ثانویه وجود ندارد و این شبکه‌ها خود رابطه منطقی بین متغیرها را طی روند آموزش کشف می‌کنند (Sargent, 2001). در این پژوهش از ۸۰ درصد نمونه ها برای آموزش و از ۲۰ درصد نمونه‌ها برای آزمون استفاده گردید. مدل شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از نرم‌افزار JMP با دو لایه مخفی برای ایجاد شبکه پرسپترون مورد استفاده قرار گرفت. در این تحقیق برای واسنجی و بررسی عملکرد مدل‌ها از روش اعتبارسنجی متقاطع[9] استفاده گردید. برای ارزیابی دقت نتایج،

1- SavitzkyGolay
2- Partial Least Square Regression
3- Artificial Neural Network
4- Support Vector Machine Regression
5- Principal Component Regression
6- Multiplicative Scatter Correction
7- Principal Component Analysis
8- Statistical learning theory
9- Cross Validation

از مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) (معادله ۱)، ضریب تبیین (R^2) (معادله ۲) و شاخص RPD (معادله ۳) استفاده شد. در این روابط x_o مقدار اندازه‌گیری شده در آزمایشگاه، x_e مقدار اندازه‌گیری شده به روش طیف‌سنجی، n تعداد داده‌ها و SD انحراف معیار می‌باشد.

$$RMSE=[1/n\sum(x_o - x_e)]^{1/2} \quad (۱)$$

$$R^2=[(\sum(x_e - \bar{x}_e)(x_o - \bar{x}_o))/(\sum(x_e - \bar{x}_e)^2(x_o - \bar{x}_o)^2)] \quad (۲)$$

$$RPD=SD/RMSE \quad (۳)$$

نتایج و بحث

جدول ۱ توصیف آماری ویژگی‌های خاک اندازه‌گیری شده در آزمایشگاه در این مطالعه را نشان می‌دهد. براساس طبقه‌بندی ارائه شده توسط ویلدینگ (Wilding, 1985) ضریب تغییرات کمتر از ۱۵ نشان دهنده تغییرپذیری کم، ضریب تغییرات ۱۵ تا ۳۵ درصد نشان دهنده تغییرپذیری متوسط و ضریب تغییرات بالاتر از ۳۵ درصد نشان دهنده تغییرات زیاد ویژگی‌های خاک در منطقه مورد مطالعه می‌باشد. بر این اساس، تغییرات مقادیرکربنات کلسیم معادل و pH در منطقه کم و تغییر مقادیرکربن آلی و EC در منطقه متوسط می‌باشد. در این مطالعه هرچه میزان تغییرات ویژگی‌های خاک کمتر بود، دقت مدل ها پایین‌تر به دست آمد. به طوری که دامنه تغییرات کم pH خاک در منطقه موجب شد دقت پایین تری در برآورد آن نسبت به دیگر ویژگی های خاک به دست آید. در صورتی که دامنه تغییرات بیشتر EC باعث بهتر شدن دقت برآورد آن نسبت به ویژگی‌های دیگر خاک گردیده است. ناوار (Nawar *et al.*, 2016) نیز در پژوهشی نتیجه گرفت که درصورتی که محدوده غلظت خصوصیت خاک گسترده‌تر باشد، دقت برآورد مدل آماری بیشتر می‌شود. زیرا پراکندگی بیشتر داده‌ها سبب افزایشSD و RPD می‌شود.



شکل ۲- دستگاه طیف‌سنج ASD FieldSpec 3 مورد استفاده در این مطالعه
Figure 2- The ASD Field Spectrometer 3 used in this study

جدول ۱- توصیف آماری ویژگی‌های خاک در منطقه مطالعاتی
Table 1- Summary statistics of soil properties

ویژگی آماری Statistical parameter	هدایت الکتریکی خاک EC (dS m^{-1})	واکنش خاک pH	کربنات کلسیم معادل CCE (%)	کربن آلی OC (%)
میانگین Mean	0.60	7.6	31.6	0.89
حداکثر Max	1.52	8.2	70.0	2.17
حداقل Min	0.29	7.0	5.0	0.30
دامنه Range	1.23	1.2	65.0	1.87
انحراف معیار SD	0.17	0.1	3.9	0.19
ضریب تغییرات CV	28.74	1.3	12.4	21.70

شکل ۳ نمودارهای میزان انعکاس و میزان جذب طیف‌های خام به دست آمده از نمونه‌های خاک در این پژوهش را نشان می‌دهد. مقادیر انعکاس از طریق معادله ۴ به جذب تبدیل می‌شود. در این معادله A و R به ترتیب مقادیر جذب و انعکاس را بر حسب درصد نشان می‌دهند.

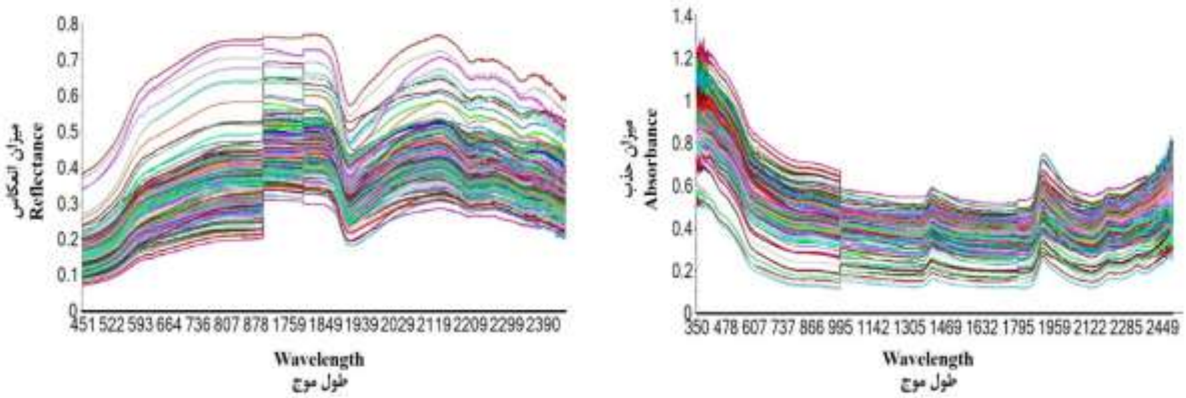
$$A=Log\ (1/R) \qquad (۴)$$

ریوس و همکاران (Reeves *et al*.,. 2002) بیان کردند نتایج تخمین ممکن است بر مبنای روش های مختلف پردازش آماری داده‌ها و مشتقات طیف ها تغییر کند. کازنیرک (Kuśnierek, 2011) نیز در مطالعات خود افزایش ۳۰ درصدی دقت مدل‌سازی را با بکارگیری روش‌های مختلف پیش پردازش در مقایسه با شرایط بدون پیش پردازش گزارش نمود. شکل ۴ نمودارهای میزان انعکاس طیف‌های به دست آمده از نمونه‌های خاک در این پژوهش را با اعمال روش‌های پیش پردازش مشتق اول و فیلتر ساویتزکی گلای، مشتق دوم و فیلتر ساویتزکی گلای و متغیر نرمال استاندارد نشان می‌دهند. همان‌طور که در شکل ۴ مشاهده می‌شود، قله‌های جذب در نمودارهای مشتق اول و دوم به طور بارزتری دیده می‌شوند. به طور کلی، شکل کلی همه طیف‌ها در همه خاک‌ها تقریباً مشابه است. در طول موج های ۱۴۰۰، ۱۹۰۰ و ۲۲۰۰ نانومتر عوارض جذبی بارزی در طیف ها دیده می‌شود که این باندها در حقیقت به OH شبکه رس در طول موج های ۱۴۰۰ و ۲۲۰۰ نانومتر مربوط می‌شود (Islam *et al*., 2003). ویژگی جذبی در طول موج ۲۳۰۰ نانومتر به حضور کربنات‌ها مرتبط می‌باشد (Viscarra Rossel *et al*., 2009). همچنین دو محدوده ۵۵۰ و ۷۵۰ نانومتر و برخی از باندهای جذبی در محدوده ۱۴۰۰، ۱۹۰۰، ۲۲۰۰ و ۲۳۵۰ نانومتر برای تشخیص نمک‌های موجود در خاک گزارش شده است (Seifi *et al*., 2020). در محدوده مرئی، باندهای جذبی مهم در برآورد کربن آلی در محدوده ۴۱۰، ۵۷۰ و ۶۶۰ نانومتر وجود دارند (Viscarra Rossel *et al*., 2006).

نتایج مدلسازی

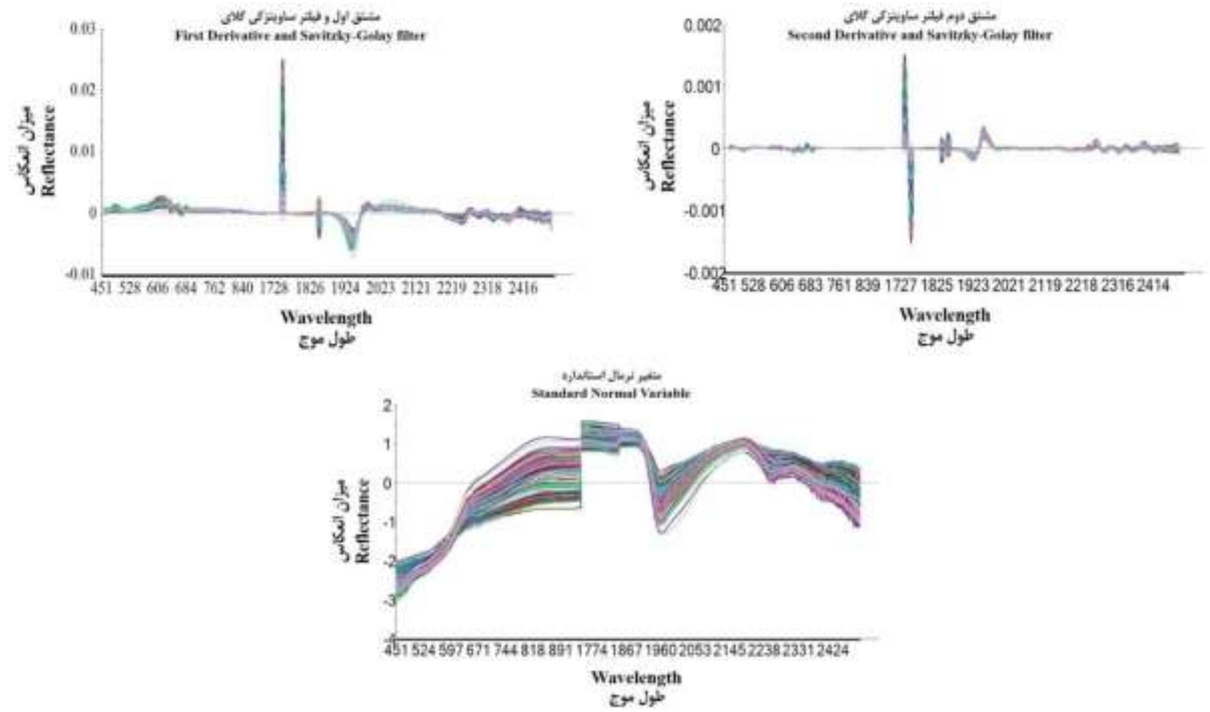
در این پژوهش، با استفاده از فاکتورهای بهینه که از مدل PLSR و مؤلفه‌های اصلی که از مدل PCR به دست آمد معادلات رگرسیونی بین ویژگی‌های خاک با فاکتورها یا مؤلفه‌های بهینه به وسیله مدل رگرسیون خطی چندگانه به دست آمد و تعداد مؤثرترین فاکتورها در مدل PLSR یا مؤلفه‌های اصلی در مدل PCR تعیین گردیدند که در جدول ۲ نشان داده شده‌اند. همچنین، نتایج مدل‌سازی خصوصیات خاک به چهار روش PCR، SVMR، ANN و PLSR با استفاده از آماره‌های R^2، RMSE و RPD مورد ارزیابی قرارگرفت. جدول ۳ نتایج مدل‌سازی ویژگی‌های خاک در منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

نتایج برآورد میزان کربنات کلسیم معادل در روش PCR نشان داد مقدار R^2 ۰/۷۷ تا ۰/۸۷در گروه کالیبراسیون و ۰/۷۷ تا ۰/۸۵در گروه اعتبارسنجی است. در روش PLSR مقدار R^2 ۰/۸۳ تا ۰/۸۸در گروه کالیبراسیون و ۰/۸۱ تا ۰/۸۴در گروه اعتبارسنجی می‌باشد. در روش ANN، R^2 از ۰/۵۸ تا ۰/۸ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۷۳ تا ۰/۹۶ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش SVMR، R^2 از ۰/۸۲ تا ۰/۸۷ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۷۵ تا ۰/۷۷ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش PCR، RMSE ۱/۴۰ تا ۱/۸۲در گروه کالیبراسیون و ۱/۴۹ تا ۱/۸۴ در گروه اعتبارسنجی است.



شکل ۳- نمودارهای میزان انعکاس و میزان جذب طیف‌های خام به دست آمده از همه نمونه‌های خاک مورد استفاده در این پژوهش

Figure 3- Reflectance and absorbancespectraof soilsamples in the visible- near-infrared and shortwave infrared regions



شکل ۴- نمودارهای میزان انعکاس طیف‌های به دست آمده از همه نمونه‌های خاک مورد استفاده در این پژوهش با روش‌های پیش پردازش مشتق اول و فیلتر ساویتزکی گلای،مشتق دوم و فیلتر ساویتزکی گلای و متغیر نرمال استاندارد

Figure 4- Reflection spectrum of 200 soil samples after applying First (FD) and Second Derivative of reflectance (SD), and standard normal variate (SNV) pre-processing in the visible- near-infrared and shortwave infrared regions

جدول ۲- معادلات رگرسیونی بین ویژگی‌های خاک با فاکتورها یا مؤلفه‌های بهینه

Table 2- Regresssion equations between soil properties and optimal Factor-Principal Component

ویژگی خاک **Soil Properties**	مدل **Model**	روش پیش‌پردازش **Pre-processing Approach**	رابطه رگرسیونی **Regresssion Equation**	تعداد فاکتور-مؤلفه بهینه **The Number of Optimal Factor-Component**
کربنات کلسیم معادل CCE	رگرسیون حداقل مربعات جزئی PLSR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance + SavitzkyGolayFilter	$Y=26.11+162.67X_1+213.29X_2+481.21X_3+1.98$	3
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance + SavitzkyGolayFilter	$Y=26.11+1926.76X_1+8032.48X_2+2.21$	2
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	$Y=26.11+0.37X_1+0.67X_2+0.33X_3+2.77$	3
	رگرسیون مؤلفه اصلی PCR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance + SavitzkyGolay Filter	$Y=26.11+161.5X_1-156.15X_2+157.02X_3+592.84X_4+2.15$	4
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance + SavitzkyGolay Filter	$Y=26.11-1921.02X_1-2484X_2-7415.85X_3+2.38$	3
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	$Y=26.11+0.37X+3.55$	1

کربن آلی OC	رگرسیون حداقل مربعات جزئی PLSR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance + SavitzkyGolayFilter	$Y=0.9+9.61X_1+15.07X_2+0.0043$	2
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance + SavitzkyGolayFilter	$Y=0.9+32.1444X_1+667.7036X_2+241.6793X_3+442.59X_4+0.0039$	4
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	$Y=0.9+0.0129X_1+0.0293X_2+0.0765X_3+0.1011X_4+0.843X_5+ 0.0111$	5
	رگرسیون مؤلفه اصلی PCR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance + SavitzkyGolayFilter	$Y=0.9+1.1692X_1+34.8686X_2 + 0.0044$	2
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance + SavitzkyGolayFilter	$Y=0.9-16.6780X_1 + 789.1693X_2 + 317.4172X_3 + 0.0065$	3
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	$Y=0.9- 0.002X_1 + 0.06X_2 + 0.03X_3 + 0.0015X_4-0.007X_5 + 0.18X_6 + 0.0137$	6
هدایت الکتریکی EC	رگرسیون حداقل مربعات جزئی PLSR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance + SavitzkyGolayFilter	$Y=0.61+6.15X_1+20.27X_2+19.54X_3+31.71X_4+27.77X_5+0.0019$	5
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance + SavitzkyGolayFilter	$Y=0.61+72.6155X1+421.2268X_2+670.5409X_3+318.9074X_4+385.2262X_5+411.4921X_6+0.0021$	6
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	$Y=0.61+0.013X_1+0.047X_2+0.027X_3+0.05X_4+0.039X_5+0.0395X_6+0.046X_7+0.088 X_8+0.0031$	8
	رگرسیون مؤلفه اصلی PCR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance + SavitzkyGolayFilter	$Y=0.61+6.0324X_1-6.87X_2-30.16X_3-24.77X_4+6.18X_5+53.41X_6+0.0033$	6
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance + SavitzkyGolayFilter	$Y=0.61-72.28X_1+194.8914X_2-75.57X_3-600.45X_4+0.01$	4
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	$Y=0.61+0.012X_1+0.049X_2-0.02X_3+0.0063$	3
واکنش خاک pH	رگرسیون حداقل مربعات جزئی PLSR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance + SavitzkyGolayFilter	$Y=7.61+3.12X_1+10.39X_2+14.085X_3+11.88X_4+0.0025$	4
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance + SavitzkyGolayFilter	$Y=7.61+36.24X_1+272.66X_2+348.96X_3+0.0059$	3
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	$Y=7.61+0.0074X_1+0.0220X_2+0.023X_3+0.0033$	3
	رگرسیون مؤلفه اصلی PCR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance + SavitzkyGolayFilter	$Y=7.61+3.01X_1-5.77X_2+15.6X_3+18.87X_4+10.7X_5-15.51X_6+0.0026$	6
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance + SavitzkyGolayFilter	$Y=7.61-35.85X_1-164.59X_2-42.35X_3+493.54X_4+0.0031$	4
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	$Y=7.61+0.007X_1-0.018X_2+0.024X_3+0.026X_4+0.0034$	4

جدول ۳- نتایج مدل‌سازی با مدل‌های PLSR، ANN، PCR و SVMR ویژگی‌های خاک در منطقه مورد مطالعه

Table 3- Statistics results of PLSR, ANN, SVMR and PCR methods with different pre-processing techniques for estimating of soil properties

ویژگی‌های خاک Soil properties	مدل Model	روش پیش‌پردازش Pre-processing.method	اعتبارسنجی (Validation)			کالیبراسیون (Calibration)		
			RPD	RSME	R^2	RPD	RSME	R^2
کربنات کلسیم معادل CCE	رگرسیون حداقل مربعات جزئی PLSR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	2.53	1.53	0.84	2.87	1.35	0.88
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	2.55	1.52	0.84	2.72	1.43	0.86
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	2.28	1.7	0.81	2.43	1.59	0.83
	رگرسیون مؤلفه اصلی PCR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	2.59	1.49	0.85	2.76	1.4	0.87
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance	2.55	1.52	0.84	2.63	1.47	0.85
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	2.1	1.84	0.77	2.13	1.82	0.77
	شبکه عصبی مصنوعی ANN	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	2.48	1.56	0.8	1.93	2.01	0.74
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	2.22	0.74	0.73	1.5	2.58	0.58
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	6.24	0.62	0.96	2.19	1.77	0.8
	رگرسیون ماشین بردار پشتیبان SVMR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	1.94	1.96	0.75	2.37	1.63	0.84
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance	1.98	1.95	0.76	2.58	1.5	0.87
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	2.09	1.85	0.77	2.28	1.7	0.82
	رگرسیون حداقل مربعات جزئی PLSR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	2.76	0.07	0.88	2.92	0.07	0.89
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	2.67	0.07	0.87	3.08	0.06	0.9
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	1.72	0.11	0.68	1.83	0.1	0.71
	رگرسیون مؤلفه اصلی PCR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	2.76	0.07	0.88	2.88	0.07	0.88
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	2.27	0.08	0.82	2.38	0.08	0.83
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	1.55	0.12	0.61	1.65	0.12	0.64

کربن آلی OC	شبکه عصبی مصنوعی ANN	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	1.9	0.1	0.66	2.11	0.09	0.8
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	1.3	0.15	0.22	1.36	0.14	0.49
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	1.9	0.1	0.67	1.73	0.11	0.66
	رگرسیون ماشین بردار پشتیبان SVMR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	2.11	0.09	0.8	2.38	0.08	0.88
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	2.11	0.09	0.8	2.38	0.08	0.88
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	1.58	0.12	0.63	1.73	0.11	0.7
هدایت الکتریکی EC	رگرسیون حداقل مربعات جزئی PLSR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	3.62	0.05	0.93	3.98	0.04	0.94
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	3.21	0.05	0.91	3.74	0.05	0.93
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	2.79	0.06	0.88	3.14	0.05	0.9
	رگرسیون مؤلفه اصلی PCR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	2.88	0.06	0.89	3.04	0.06	0.9
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	1.67	0.1	0.66	1.72	0.1	0.68
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	2.17	0.08	0.79	2.23	0.08	0.8
	شبکه عصبی مصنوعی ANN	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	3	0.06	0.9	3.6	0.05	0.92
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilte	1.64	0.11	0.54	1.38	0.13	0.47
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	2.57	0.07	0.75	3	0.06	0.89
	رگرسیون ماشین بردار پشتیبان SVMR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	3	0.06	0.9	3.6	0.05	0.92
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilte	2.57	0.07	0.87	3	0.06	0.91
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	2.57	0.07	0.85	3	0.06	0.88
	رگرسیون حداقل مربعات جزئی PLSR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	1.89	0.05	0.73	2.02	0.05	0.76
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilte	1.82	0.06	0.71	1.96	0.05	0.75

		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	1.69	0.06	0.66	1.75	0.06	0.69
	رگرسیون مؤلفه اصلی PCR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	1.89	0.05	0.73	2	0.05	0.76
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilte	1.76	0.06	0.69	1.85	0.05	0.71
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	1.69	0.06	0.67	1.75	0.06	0.68
واکنش خاک pH	شبکه عصبی مصنوعی ANN	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	2.5	0.04	0.68	1.43	0.07	0.58
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilte	1.67	0.06	0.5	1.25	0.08	0.38
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	2	0.05	0.67	1.67	0.06	0.72
	رگرسیون ماشین بردار پشتیبان SVMR	مشتق اول+فیلتر ساویتزکی گلای First Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilter	1.43	0.07	0.64	1.67	0.06	0.75
		مشتق دوم+فیلتر ساویتزکی گلای Second Derivative of reflectance +SavitzkyGolayFilte	1.67	0.06	0.66	2	0.05	0.79
		متغیر نرمال استاندارد Standard Normal Variable	1.67	0.06	0.65	1.67	0.06	0.71

در روش PLSR، RMSE ۱/۳۵ تا۱/۵۹در گروه کالیبراسیون و ۱/۵۲ تا ۱/۷ در گروه اعتبارسنجی می‌باشد. در روش ANN، RMSE از ۱/۷۷ تا ۲/۵۸ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۶۲ تا ۱/۷۴ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش SVMR، RMSE از ۱/۵ تا ۱/۷ در گروه کالیبراسیون و از ۱/۸۵ تا ۱/۹۶ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش PCR، RPD ۲/۱۳ تا ۲/۷۶در گروه کالیبراسیون و ۲/۵۵ تا۳/۴۲در گروه اعتبارسنجی است. در روش PLSR، RPD از ۲/۴۳ تا ۲/۸۷ در گروه کالیبراسیون و از ۲/۲۸ تا ۲/۵۵در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش ANN، RPD از ۱/۵ تا ۲/۱۹ در گروه کالیبراسیون و از ۲/۲۲ تا ۶/۲۴ در گروه اعتبارسنجی متغیر است.

در روش SVMR، RPD از ۲/۲۸ تا ۲/۵۸ در گروه کالیبراسیون و از ۱/۹۴ تا ۲/۰۹ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. به‌طور کلی، بهترین مدل، مدلی است که RMSE کمتر و R^2 و RPD بیشتری داشته باشد. هر گاه مقدار R^2 بین ۰/۶۶ و ۰/۸ باشد، دقت پیش‌بینی مدل چندان مناسب نیست؛ در حالی که مقدار R^2 بین ۰/۸۱ تا ۰/۹ پیش‌بینی خوبی را با استفاده از مدل بیان می‌کند و R^2 بیش از ۰/۹ نشان دهنده پیش‌بینی بسیار مناسب مدل است. زمانی که مقدار RPD کمتر از ۱/۵ باشد، دقت پیش‌بینی مدل ضعیف است. اگر بین ۱/۵ تا ۲ باشد، پیش‌بینی قابل قبول و در صورتی که بیشتر از ۲ باشد، پیش‌بینی کاملاً مناسب است (Summers *et al*., 2011). نتایج RMSE، R^2، RPD در تخمین مقدار کربنات کلسیم معادل خاک نشان داد که با توجه به این که در مدل ANN، برای روش های پیش پردازش مشتق اول و دوم با فیلتر ساویتزکی گلای RPD بین ۱/۵ تا ۲ و برای روش پیش‌پردازش متغیر نرمال استاندارد RPD بیشتر از ۲ به دست آمد. بنابراین، پیش بینی مدل برای روش های پیش پردازش مشتق اول و دوم با فیلتر ساویتزکی گلای قابل قبول و برای برای روش پیش پردازش متغیر نرمال استاندارد کاملاً مناسب بود. برای بقیه مدل ها با استفاده از هر سه روش پیش پردازش RPD بیشتر از ۲ به دست آمد که نشان می‌دهد پیش‌بینی مدل‌ها کاملاً مناسب بوده است. در برآورد کربنات کلسیم خاک بیشترین R^2 و کمترین RMSE برای مدل PLSR و روش پیش‌پردازش مشتق اول و فیلتر ساویتزکی گلای به دست آمد که نشان دهنده دقت بالاتر این روش نسبت به سایر روش‌ها می‌باشد. کمترین ضریب تبیین و بیشترین RMSE برای مدل ANN و روش پیش‌پردازش مشتق اول با فیلتر ساویتزکی گلای به دست آمد که نشان دهنده پایین ترین دقت در بین سایر روش‌ها می‌باشد. ریوس و اسمیت (Reeves and Smith, 2009) R^2=۰/۸۳ و RPD=۲/۵ را در آمریکا و خیامیم و همکاران (Khayamim *et al*., 2015) R^2=۰/۵۴ را با استفاده از مدل PLSR در خاک‌های استان اصفهان برای تخمین کربنات‌ها

گزارش کردند. حسنی و همکاران (Hassani *et al*., 2014) نیز درمطالعه‌ای بر روی خاک‌های گچی-آهکی، با استفاده از تکنیک طیف‌سنجی و مدل PLSR نتیجه قابل قبولی را برای تخمین کربنات کلسیم معادل را (R^2=۰/۷۲) به دست آوردند.

نتایج برآورد میزان کربن آلی در روش PCR نشان داد مقدار R^2 ۰/۶۴ تا ۰/۸۸ در گروه کالیبراسیون و ۰/۶۱ تا ۰/۸۸ در گروه اعتبارسنجی است. در روش PLSR مقدار R^2 ۰/۷۱تا ۰/۸۹ در گروه کالیبراسیون و ۰/۶۸ تا ۰/۸۸ در گروه اعتبارسنجی می‌باشد. در روش ANN، R^2 از ۰/۴۹ تا ۰/۸ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۲۲ تا ۰/۶۷ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش SVMR، R^2 از ۰/۷ تا ۰/۸۸ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۶۳ تا ۰/۸ در گروه اعتبارسنجی متغیر است.

در روش PCR، RMSE ۰/۰۷ تا ۰/۱۲ در گروه کالیبراسیون و ۰/۰۷ تا ۰/۱۲ در گروه اعتبارسنجی است. در روش PLSR، RMSE ۰/۰۷تا ۰/۱ در گروه کالیبراسیون و ۰/۰۷ تا ۰/۱۱در گروه اعتبارسنجی است. در روش ANN، RMSE از ۰/۰۹ تا ۰/۱۴ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۱ تا ۰/۱۵ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش SVMR، RMSE از ۰/۰۸ تا ۰/۱۱ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۰۹ تا ۰/۱۲ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش PCR، RPD ۱/۶۵ تا ۲/۸۸ در گروه کالیبراسیون و ۱/۵۵ تا ۲/۷۶ در گروه اعتبارسنجی است. در روش PLSR، RPD ۱/۸۳ تا ۲/۹۲ در گروه کالیبراسیون و از ۱/۷۲ تا ۲/۷۶ در گروه اعتبارسنجی است. در روش ANN، RPD از ۱/۳۶ تا ۲/۱۱ در گروه کالیبراسیون و از ۱/۳ تا ۱/۹ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش SVMR، RPD از ۱/۷۳ تا ۲/۳۸ در گروه کالیبراسیون و از ۱/۵۸ تا ۲/۱۱ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. نتایج RMSE، R^2، RPD در تخمین مقدار کربن آلی خاک نشان داد که با توجه به این که برای همه مدل‌ها با روش پیش پردازش متغیر نرمال استاندارد بین ۱/۵ تا ۲ به دست آمد که نشان دهنده دقت قابل قبول می‌باشد و برای مدل ANN با روش پیش‌پردازش مشتق دوم و فیلتر ساویتزکی گلای کمتر از ۱/۵ به دست آمد که نشان می‌دهد دقت پیش‌بینی مدل ضعیف بوده است. برای بقیه مدل‌ها و روش‌های پیش‌پردازش RPD بیش از ۲ به دست آمد. بنابراین، دقت پیش‌بینی مدل کاملاً مناسب بوده است. در برآورد کربن آلی خاک بیشترین R^2 و کمترین RMSE برای مدل PLSR و روش پیش‌پردازش مشتق دوم و فیلتر ساویتزکی گلای به دست آمد که نشان دهنده دقت بالاتر این روش نسبت به سایر روش‌ها می‌باشد. کمترین ضریب تبیین و بیشترین RMSE برای مدل ANN با روش پیش‌پردازش مشتق دوم و فیلتر ساویتزکی گلای به دست آمد که نشان دهنده پایین‌ترین دقت در بین سایر روش‌ها می‌باشد. استواری و همکاران (Ostovari *et al*., 2018) در پژوهشی بر روی خاک‌های جنوب ایران تخمین قابل قبولی از ماده آلی خاک توسط مدل PLSR با R^2=۰/۶۷ و RMSE=۰/۲۸ و $CaCO_3$ با R^2=۰/۵۱ و RMSE=۷/۶۲ گزارش کردند. شیفرا و هرگارتن (Shiferaw and Hergarten, 2014) نیز داده‌های طیفی و روش‌های PLSR را برای تخمین کربن آلی در اتیوپی به کار بردند. نتایج پژوهش آن‌ها نشان‌دهنده دقت بالای مدل PLSR بوده است.

نتایج برآورد میزان EC در روش PCR نشان داد مقدار R^2 ۰/۶۸ تا ۰/۹۳ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۶۶ تا ۰/۹۲ در گروه اعتبارسنجی است. در روش PLSR مقدار R^2 ۰/۹۰ تا ۰/۹۴ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۸۸ تا ۰/۹۳ در گروه اعتبارسنجی می‌باشد. در روش ANN، R^2 از ۰/۴۷ تا ۰/۹۲ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۵۴ تا ۰/۹ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش SVMR، R^2 از ۰/۸۸ تا ۰/۹۲ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۸۵ تا ۰/۹ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش PCR، RMSE ۰/۰۶ تا ۲/۷۴ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۰۶ تا ۲/۷۷ در گروه اعتبارسنجی است. در روش PLSR، RMSE ۰/۰۴تا ۰/۰۵۴ در گروه کالیبراسیون و ۰/۰۵ تا ۰/۰۶در گروه اعتبارسنجی است. در روش ANN، RMSE از ۰/۰۵ تا ۰/۱۳ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۰۶ تا ۰/۱۱ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش SVMR، RMSE از ۰/۰۵ تا ۰/۰۶ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۰۶ تا ۰/۰۷ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش PCR، RPD از ۰/۰۶ تا ۳/۰۴ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۰۶ تا ۲/۸۸ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش PLSR ۳/۱۴ تا ۳/۹۸ در گروه کالیبراسیون و از ۲/۷۹ تا ۳/۶۲ در گروه اعتبارسنجی است. در روش ANN، RPD از ۱/۳۸ تا ۳/۶ در گروه کالیبراسیون و از ۱/۶۴ تا ۳ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش SVMR، RPD از ۳ تا ۳/۶ در گروه کالیبراسیون و از ۲/۵۷ تا ۳ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. نتایج RMSE، R^2، RPD در تخمین مقدار هدایت الکتریکی خاک نشان داد که در تخمین ویژگی‌های خاک به روش طیف‌سنجی بیشترین دقت برای هدایت الکتریکی خاک به دست آمده است که به دلیل ضریب تغییرات بیشتر و دامنه تغییرات بیشتر هدایت الکتریکی خاک نسبت به ویژگی‌های دیگر خاک می‌باشد. با توجه به آماره RPD که در مدل‌های PLSR و SVMR برای هر سه روش پیش‌پردازش و در مدل‌های PCR و ANN برای روش‌های پیش‌پردازش مشتق اول با فیلتر ساویتزکی گلای و SNV، پیش‌بینی مدل کاملاً مناسب، برای مدل PCR با روش پیش‌پردازش مشتق دوم با فیلتر ساویتزکی گلای پیش‌بینی مدل قابل قبول و برای مدل ANN با روش پیش پردازش مشتق دوم با فیلتر ساویتزکی گلای دقت پیش‌بینی مدل ضعیف بود. در برآورد هدایت الکتریکی خاک، بیشترین R^2 و کمترین RMSE برای مدل PLSR و روش پیش‌پردازش مشتق اول و فیلتر ساویتزکی گلای به دست آمد که نشان دهنده دقت بالاتر این روش نسبت به سایر روش‌ها می‌باشد. کمترین ضریب تبیین و بیشترین RMSE برای مدل ANN و روش

پیش پردازش مشتق دوم با فیلتر ساویتزکی گلای به دست آمد که نشان دهنده پایین‌ترین دقت در بین سایر روش‌ها می‌باشد. وانگ و همکاران (Wang *et al*., 2018) با استفاده از طیف‌های جذبی و بازتابی۱۰۰نمونه خاک سطحی در چین، میزان هدایت الکتریکی خاک را با روش PLSR برآورد نمودند و کاربرد روش PLSR را برای پیش‌بینی هدایت الکتریکی خاک مناسب دانستند. آلدبا و همکاران (Aldabaa *et al*., 2015) نیز با استفاده از روش طیف سنجی در ۹۱ نمونه خاک جمع آوری شده از عمق ۵-۰ سانتی متری در غرب تگزاس اقدام به تخمین هدایت الکتریکی خاک با استفاده از اطلاعات طیفی روش طیف‌سنجی و دو مدل رگرسیون حداقل مربعات جزئی و رگرسیون برداری پشتیبان نمودند و مقادیر ضریب تبیین و مجذور میانگین مربعات خطا برای دو مدل رگرسیون حداقل مربعات جزئی و رگرسیون ماشین بردار پشتیبان به ترتیب برابر با ۰/۹۱ و ۰/۲۶ و ۰/۸۹ و ۰/۲۹ با استفاده از طیف‌های اصلی گزارش کردند.

نتایج برآورد میزان pH در روش PCR نشان داد مقدار R^2 ۰/۶۸ تا ۰/۷۶در گروه کالیبراسیون و ۰/۶۷تا ۰/۷۳ در گروه اعتبارسنجی است. در روش PLSR مقدار R^2 ۰/۶۹ تا ۰/۷۶ در گروه کالیبراسیون و ۰/۶۶ تا ۰/۷۳ در گروه اعتبارسنجی می‌باشد. در روش ANN، R^2 از ۰/۳۸ تا ۰/۷۲ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۵ تا ۰/۶۸ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش SVMR، R^2 از ۰/۷۱ تا ۰/۷۹ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۶۴ تا ۰/۶۶ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش PCR، RMSE از ۰/۰۵۰ تا ۰/۰۵۷در گروه کالیبراسیون و ۰/۰۵۲۸ از تا ۰/۰۵۹ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش PLSR، RMSE از ۰/۰۴۹۶تا ۰/۰۵۷در گروه کالیبراسیون و از ۰/۰۵۳تا ۰/۰۵۹ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش ANN، RMSE از ۰/۰۶ تا ۰/۰۸ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۰۴ تا ۰/۰۶ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش SVMR، RMSE از ۰/۰۵ تا ۰/۰۶ در گروه کالیبراسیون و از ۰/۰۶ تا ۰/۰۷ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش PCR، RPD از ۱/۷۵ تا ۲در گروه کالیبراسیون و از ۱/۶۹ تا ۱/۸۹ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش PLSR از ۱/۷۵ تا ۲/۰۲ در گروه کالیبراسیون و از ۱/۶۹ تا ۱/۸۹ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش ANN، RPD از ۱/۲۵ تا ۱/۶۷ در گروه کالیبراسیون و از ۱/۶۷ تا ۲/۵ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. در روش SVMR، RPD از ۱/۶۷ تا ۲ در گروه کالیبراسیون و از ۱/۴۳ تا ۱/۶۷ در گروه اعتبارسنجی متغیر است. نتایج RMSE، R^2 و RPD در تخمین واکنش خاک نشان داد که برای مدل PLSR نسبت به سایر مدل ها دقت بالاتری به دست آمد. با توجه به آماره RPD که در هر دو مدل PLSR و PCR برای روش پیش‌پردازش مشتق اول با فیلتر ساویتزکی گلای دقت پیش‌بینی مدل‌ها کاملاً مناسب و برای روش پیش پردازش مشتق دوم با فیلتر ساویتزکی گلای و متغیر نرمال استاندارد دقت پیش بینی مدل ها قابل قبول بود. در مدل SVMR برای روش پیش پردازش مشتق دوم با فیلتر ساویتزکی گلای دقت پیش‌بینی مدل کاملاً مناسب و برای روش‌های پیش‌پردازش مشتق اول با فیلتر ساویتزکی گلای و متغیر نرمال استاندارد دقت پیش بینی مدل قابل قبول بود. برای مدل ANN و روش‌های پیش‌پردازش مشتق اول و دوم با فیلتر ساویتزکی گلای پیش بینی مدل ضعیف و برای روش پیش پردازش متغیر نرمال استاندارد دقت پیش بینی مدل قابل قبول به دست آمد. در برآورد واکنش خاک بیشترین R^2 و کمترین RMSE برای مدل SVMR و روش پیش‌پردازش مشتق دوم با فیلتر ساویتزکی گلای به دست آمد که نشان دهنده دقت بالاتر این روش نسبت به سایر روش‌ها می‌باشد. کمترین ضریب تبیین و بیشترین RMSE برای مدلِ ANN و روش پیش‌پردازش مشتق دوم با فیلتر ساویتزکی گلای به دست آمد که نشان دهنده پایین ترین دقت در بین سایر روش‌ها می‌باشد. ویسکارا راسل و بهرنز (Viscarra Rossel *et al*., 2009) از SVMR به منظور برآورد کربن آلی خاک به روش طیف‌سنجی استفاده کردند و دقت قابل قبولی R^2=۰/۷۲، RMSE=۲/۸۳ و RPD=۱/۸۶ را برای این مدل به دست آوردند. ترا و همکاران (Terra *et al*., 2015) در برزیل نیز دقت بالایی را برای مدل SVMR برای برآورد ویژگی‌های خاک به روش طیف‌سنجی به دست آوردند.

در این مطالعه بر اساس آماره‌های مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب تبیین (R^2) و شاخص RPD برآوردهای ضعیف‌تری برای واکنش خاک نسبت به سایر ویژگی‌های خاک به دست آمد. برآورد ضعیف pH می‌تواند به دلیل دامنه تغییرات محدود آن باشد که این موضوع توسط ویسکارا راسل و همکاران (Viscarra Rossel *et al*., 2006) و بیلگلی و همکاران (Bilgili *et al*., 2010) نیز تایید شده است.

در این پژوهش هر چهار مدل با بالاتر بودن ضریب تغییرات و دامنه تغییرات ویژگی‌های خاک برآورد دقیق‌تری داشتند. به طوری که بهترین دقت مدل‌ها در برآورد هدایت الکتریکی خاک و پس از آن به ترتیب برای کربنات کلسیم معادل و کربن آلی خاک به دست آمد و کمترین دقت مدل‌ها برای واکنش خاک به دست آمد. بر اساس شاخص RPD هر چهار مدل در برآورد هدایت الکتریکی خاک، کربنات کلسیم معادل و کربن آلی خاک دقت‌های کاملاً مناسب و قابل قبولی را داشتند و فقط دقت مدل شبکه عصبی مصنوعی با روش پیش‌پردازش مشتق دوم و فیلتر ساویتزکی گلای ضعیف بود (Savitzky and Golay, 1964). هر چهار مدل در تخمین هدایت الکتریکی خاک با روش پیش‌پردازش مشتق اول و فیلتر ساویتزکی گلای با ضرایب تبیین نزدیک به هم و بالاتر از ۰/۹ دقت بسیار مناسبی را داشتند. اما کمترین ضرایب تبیین و پایین‌ترین دقت این مدل‌ها برای واکنش خاک به دست آمد. به طوری که ضرایب تبیین

همه مدل‌ها برای واکنش خاک کمتر از ۰/۸ به دست آمد و پیش‌بینی مدل‌ها چندان مناسب نبود. با توجه به نتایج ارزیابی بر اساس آماره‌های مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب تبیین (R^2) و شاخص RPD، بهترین مدل در برآورد هدایت الکتریکی خاک و کربنات کلسیم، مدل PLSR و روش پیش‌پردازش مشتق اول با فیلتر ساویتزکی گلای، برای کربن آلی مدل PLSR و روش پیش پردازش مشتق دوم با فیلتر ساویتزکی گلای و برای واکنش خاک مدل SVMR و روش پیش‌پردازش مشتق دوم با فیلتر ساویتزکی گلای بود. در این پژوهش بهترین نتایج در برآورد همه ویژگی‌های خاک با استفاده از روش‌های مشتق اول و دوم با فیلتر ساویتزکی گلای به دست آمد. زیرا در روش‌های مشتق‌گیری برخی ویژگی‌های طیفی ضعیف، تقویت گردیده است (Shiferaw and Hergarten, 2014).

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، امکان استفاده از داده‌های طیفی خاک در محدوده‌ی مرئی-مادون قرمز نزدیک برای برآورد برخی ویژگی‌های خاک‌ها منطقه مورد مطالعه با استفاده از چهار مدل رگرسیون حداقل مربعات جزئی (PLSR) و رگرسیون مؤلفه اصلی (PCR) رگرسیون ماشین بردار پشتیبان (SVMR) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و سه روش پیش‌پردازش متغیر نرمال استاندارد، مشتق اول و مشتق دوم به همراه فیلتر ساویتزکی گلای ارزیابی شد. با توجه به نتایج ارزیابی بر اساس آماره‌های مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب تبیین (R^2) و شاخص RPD در تخمین ویژگی‌های خاک به روش طیف‌سنجی هر چهار مدل با بالاتر بودن ضریب تغییرات و دامنه تغییرات ویژگی‌های خاک برآورد دقیق‌تری داشتند. بیشترین دقت مدل در برآورد هدایت الکتریکی خاک و کمترین دقت مدل در برآورد واکنش خاک به دست آمد. بهترین مدل در برآورد هدایت الکتریکی خاک، کربنات کلسیم و کربن آلی مدل PLSR و برای برآورد واکنش خاک مدل SVMR بود. در این پژوهش بهترین نتایج در برآورد همه ویژگی‌های خاک با استفاده از روش‌های مشتق اول و دوم با فیلتر ساویتزکی گلای به دست آمد. به طور کلی نتایج این پژوهش بر قابلیت روش طیف‌سنجی مرئی مادون قرمز نزدیک در برآورد مکانی چندین ویژگی خاک به صورت همزمان، دلالت دارد. بنابراین این روش می‌تواند به عنوان روشی جایگزین برای روش‌های مرسوم آزمایشگاهی در تعیین ویژگی‌های خاک مورد استفاده قرار گیرد.

منابع

1. Aldabaa A., Weindorf D.C., Chakraborty S., Sharma A., and Li B. 2015. Combination of proximal and remote sensing methods for rapid soil salinity quantification. Geoderma 34(46): 229–240. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2014.09.011.
2. Bilgili A., van Es H., Akbas F., and Durak A. 2010. Visible-near infrared reflectance spectroscopy for assessment of soil properties in a semi-arid area of Turkey. Arid Environments 74(2): 229-238. https://doi.org./10.1016/j.jaridenv.2009.08.011.
3. Bouyoucos G.J. 1951. A recalibration of hydrometer method for making mechanical analysis of soil. Agronomy 43: 434-438. https://doi.org/10.2134/agronj1951.00021962004300090005x.
4. Clark R.N. 1999. Spectroscopy of rocks and minerals, principles of spectroscopy. John Wiley and Sons.
5. Gras J.P., Barthès B.G. Mahaut B., and Trupin. S. 2014. Best practices for obtaining and processing field visible and near infrared (VNIR) spectra of topsoil. Geoderma 215: 126–134. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2013.09.021.
6. Guerrero C., Viscarra Rossel R.A., and Mouazen A.M. 2010. Diffuse reflectance spectroscopy in soil science and land resource assessment. Geoderma 158: 1-2. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.05.008.
7. Hassani A., Bahrami H.A., Noroozi A.A., and Oustan Sh. 2014. Visible-near infrared reflectance spectroscopy for assessment of soil properties in gypseous and calcareous soils. Watershed Engineering and Management 6(2): 125-138. (In Persian with English abstract) https://doi.org/10.22092/IJWMSE.2014.101721.
8. Hong Y., Chen S., Zhang Y., Chen Y., Yu L., Liu Y., and Cheng H. 2018. Rapid identification of soil organic matter level via visible and near-infrared spectroscopy: Effects of two-dimensional correlation coefficient and extreme learning machine. Science of the Total Environment 644: 1232–1243. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.06.319.
9. Islam K., Singh B., and McBratney A. 2003. Simultaneous estimation of several soil properties by ultraviolet, visible and nearinfrared reflectance spectroscopy. Australian Journal of Soil Research 41: 1193–1202. https://doi.org/10.1071/SR02137.
10. Jalalian A. 1997. The studies of lands resources and capability determination in Semirom area. The Ministry of Jahad Sazandegi, Isfahan Province. (In Persian)
11. Janik L.J., Forrester S.T., and Rawson A. 2009. The prediction of soil chemical and physical properties from mid-

infrared spectroscopy and combined partial least-squares regression and neural networks (PLS-NN) analysis. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems 97(2): 179-188. https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2009.04.005.

12. Khayamim F., Khademi H., Stenberg B., and Wetterlind J. 2015. Capability of vis-NIR Spectroscopy to Predict Selected Chemical Soil Properties in Isfahan Province. Isfahan University of Technology 19(72): 81-92. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.18869/acadpub.jstnar.19.72.8.
13. Knadel M., Deng F., Alinejadian A., de Jonge L.W., Møldrup P., and Greve M.H. 2013. Moisture effects on visible-near infrared soil spectra-from wet to hyper dry. P. 422-433. In ASA, CSSA, and SSSA, -6 Nov. 2013. International Annual Meetings, Florida, United States of America. https://doi.org/10.2136/sssaj2012.0401.
14. Kuśnierek K. 2011. Pre-processing of soil visible and near infrared spectra taken in laboratory and field conditions to improve the within-field soil organic carbon multivariate calibration. p. 100-103. The 2th Global Workshop on Proximal Soil Sensing, 15-18 May. 2011. Montreal, Canada.
15. Lanyon L.E., and Heald W.R. 1982. Magnesium, calcium, strontium and barium. P. 247-260. In: A. L., Page et al. (ed.), Methods of Soil Analysis. Part2, Agron. Monogr. ASA and SSSA, Madison, WI. https://doi.org/10.2134/agronmonogr9.2.2ed.c14.
16. Minasny B., and McBratney A.B. 2006. A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information. Computers and Geosciences 32(9): 1378-1388. https://doi.org/10.1016/j.cageo.2005.12.009.
17. Nawar S., Buddenbaum H., Hill J., Kozak J., and Mouazen A. 2016. Estimating the soil clay content and organic matter by means of different calibration methods of vis-NIR diffuse reflectance spectroscopy. Soil and Tillage Research 155: 510-522. https://doi.org/10.1016/j.still.2015.07.021.
18. Ostovari Y., Ghorbani-Dashtaki S., Bahrami H.A., Abbasi M., Dematte J.A.M., Arthur, E., and Panagos P. 2018. Towards prediction of soil erodibility, SOM and CaCO3 using laboratory Vis-NIR spectra: A case study in a semi-arid region of Iran. Geoderma 314: 102-112. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.11.014.
19. Rasooli N., Farpoor M., Khayamim F., and Ranjbar H. 2018. Prediction of selected soil properties using visible and near infrared spectroscopy in Bardsir area, Kerman Province. Iranian Journal of Soil Research 32(2): 231-243. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22092/IJSR.2018.117044.
20. Reeves J., McCarty G., and Mimmo T. 2002. The potential of diffuse reflectance spectroscopy for the determination of carbon inventories in soils. Environmental Pollution 116: 277–284. https://doi.org/10.1016/S0269-7491(01)00259-7.
21. Reeves J., and Smith D.B. 2009. The potential of mid-and near-infrared diffuse reflectance spectroscopy for determining major-and trace-element concentrations in soils from a geochemical survey of North America. Applied Geochemistry 24(8): 1472-1481. https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2009.04.017.
22. Richards L.A. 1954. Diagnosis and Improvement of Saline-Alkali Soils. US Department of Agriculture, Washington DC.
23. Sargent D.J. 2001. Comparison of artificial neural networks with other statistical approaches: results from medical data sets. Cancer 91: 1636-42. https://doi.org/10.1002/1097-0142(20010415)91:8+<1636::AID-CNCR1176>3.0.CO;2-D.
24. Savitzky A., and Golay M.J. 1964. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. Analytical Chemistry 36: 1627-1639. https://doi.org/10.1021/ac60214a047.
25. Seifi M., Ahmadi A., Neyshabouri M.R., Taghizadeh-Mehrjardi R., and Bahrami H.A. 2020. Remote and Vis-NIR spectra sensing potential for soil salinization estimation in the eastern coast of Urmia hyper saline lake, Iran. Remote Sensing Applications: Society and Environment 20: 100398. https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100398.
26. Shiferaw A., and Hergarten Ch. 2014. Visible near infra-red (Vis-NIR) spectroscopy for predicting soil organic carbon in Ethiopia. Ecology and Natural Environent 6: 126-139. https://doi.org/10.5897/JENE2013.0374.
27. Summers D., Lewis M., Ostendorf B., and Chittleborough D. 2011. Visible near-infrared reflectance spectroscopy as a predictive indicator of soil properties. Ecological. Indicators 11: 123-131. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2009.05.001.
28. Stenberg B., Jonsson A., and Börjesson T. 2002. Near infrared technology for soil analysis with implications for precision agriculture. In Near Infrared Spectroscopy. p. 279-284. Proceedings of the 10th International Conference. NIR Publications, 2002. Chichester, UK, Kyongju S. KA.
29. Terra F.S., Demattê J.A.M., and Viscarra Rossel R.A. 2015. Spectral libraries for quantitative analyses of tropical Brazilian soils: comparing Vis–NIR and mid-IR reflectance data. Geoderma 255–256: 81–93. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.04.017.
30. Vapnik V., and Vapnik V. 1998. Statistical learning theory. John Wiley and Sons.
31. Viscarra Rossel R.A., McGlynn R., and McBratney A. 2006. Determining the composition of mineral-organic mixes using UV–vis–NIR diffuse reflectance spectroscopy. Geoderma 137(1-2): 70-82. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2006.07.004.
32. Viscarra Rossel R.A., Walvoort D.J.J., McBratney A.B., Janik L.J., and Skjemstad J.O. 2006. Visible, near infrared, midinfrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil

properties. Geoderma 131: 59–75. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2005.03.007.

33. Viscarra Rossel R.A., Cattle S.R., Ortega A., and Fouad Y. 2009. In situ measurements of soil colour, mineral composition and clay content by Vis–NIR spectroscopy. Geoderma 150: 253–266. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.01.025.
34. Viscarra Rossel R., and Behrens T. 2010. Using data mining to model and interpret soil diffuse reflectance spectra. Geoderma 158: 46–54. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.12.025.
35. Walkley A., and Black I.A. 1934. An examination of the Degtjareff method for determining organic carbon in soils: effect of variations in digestion conditions and of inorganic soil constituents. Soil Science 63: 251-263. https://doi.org/10.1097/00010694-194704000-00001.
36. Wang J., Ding J., Abulimiti A., and Cai L. 2018. Quantitative estimation of soil salinity by means of different modeling methods and visible-near infrared (VIS–NIR) spectroscopy, Ebinur Lake Wetland, Northwest China. PeerJ, 6: e4703. https://doi.org/10.7717/peerj.4703.
37. Wilding L. 1985. Soil Spatial variability: Its documentation, accommodation, and implication to soil surveys. p. 166-194. In Soil Spatial Variability. D.R. Nielson and J. Bouma (ed.), Pudo. 1985. Wagenigen,NL.
38. Wold S., Sjostrom M., and Eriksson L. 2001. PLS-regression: a basic tool of chemometrics. Chemometrics and Intelligent Laboratoary Systems 58: 109–130. https://doi.org/10.1016/S0169-7439(01)00155-1.